

DOI: <https://doi.org/10.47300/actasidi-unicyt-2025-06>

DETECCIÓN AUTOMÁTICA DE ARRITMIAS CON PYTHON: BRADICARDIA SINUSAL

Sandoval Martínez, Manuel

Tecnológico Nacional de México. Campus Comalcalco
Comalcalco, Tabasco, México

Manuel.sandoval@comalcalco.tecnm.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-0190-359X>

Morales Barrón, Claudia

Tecnológico Nacional de México. Campus Comalcalco
Comalcalco, Tabasco, México

Claudia.morales@comalcalco.tecnm.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3817-9793>

Castillo Izquierdo, Luz Elba

Tecnológico Nacional de México. Campus Comalcalco
Comalcalco, Tabasco, México

Luz.castillo@comalcalco.tecnm.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-4588-8763>

Izquierdo Córdova, Ramón

Tecnológico Nacional de México. Campus Comalcalco
Comalcalco, Tabasco, México

Ramon.izquierdo@comalcalco.tecnm.mx

ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-4418-3617>

RESUMEN

Se presentan los resultados obtenidos del análisis automático realizado a 20 electrocardiogramas digitales (obtenidos de Physionet) mediante la ejecución de un script desarrollado en Python empleando la librería neurokit2, el cual permite examinar cuidadosamente las distintas ondas que componen el ECG. El algoritmo que se codificó, es semejante al que utilizan los cardiólogos, es decir, miden intervalos de tiempo entre una onda y otra para medir frecuencia cardíaca, ritmo cardíaco y, a partir de ahí identificar alguna anomalía. El código desarrollado permite diagnosticar con precisión una patología como la bradicardia sinusal (y clasificarla como pura o no pura), taquicardias y frecuencia normal. En la muestra de ECG que se analizaron se tienen 15 bradicardias, 3 taquicardias y 2 normales; el código predice al 100% cada uno de estos casos, es decir sin falsos positivos ni falsos negativos. El tiempo que tarda el código en analizar los 20 ECG es menor a 2min, es decir cada señal la analiza en aproximadamente 6seg. La alta precisión del código permite considerarlo como un soporte tecnológico adecuado para aligerar su carga laboral, ya que por medio de éste podría tener de manera automática un posible diagnóstico y así realizar su labor de manera más rápida y segura.

Palabras claves: Bradicardias, desarrollo de software, electrocardiogramas, neurokit2, taquicardias.

ABSTRACT

This study presents the results of an automated analysis performed on 20 digital electrocardiograms (ECGs) sourced from PhysioNet, using a Python-based script developed with the NeuroKit2 library. The script enables detailed examination of the characteristic waves within the ECG signal. The algorithm emulates the approach commonly used by cardiologists, which involves measuring time intervals between waves to determine heart rate and rhythm, thus enabling the identification of potential cardiac abnormalities. The developed code successfully detects and classifies sinus bradycardia (including subtypes such as pure and non-pure), tachycardia, and normal heart rhythm. The dataset included 15 bradycardia cases, 3 tachycardia cases, and 2 normal ECGs; the model achieved 100% accuracy, with no false positives or false negatives reported. The processing time for all 20 ECGs was under 2min, averaging approximately 6s per signal. These results highlight the potential of the proposed tool as a reliable technological support system for healthcare professionals, offering rapid and accurate preliminary ECG interpretation, and contributing to more efficient and confident clinical decision-making.

Keywords: Digital signal processing, ECG analysis, NeuroKit2, sinus bradycardia, software development, tachycardia.

1. INTRODUCCIÓN

De acuerdo a la Organización Mundial de la Salud (Salud, 2025), las enfermedades cardiovasculares son la principal causa de muerte alrededor del mundo. Estas enfermedades asesinan, en la actualidad, a más personas que en cualquier otra época; el número de muertes era cercano a los nueve millones en 2019 por año (Roth, 2020). Un electrocardiograma (ECG) representa la actividad eléctrica del corazón, utilizando electrodos colocados en la piel del paciente. El ECG representa la contracción y relajación del músculo del corazón, es una herramienta confiable, efectiva y no invasiva, es la mejor representación que se puede tener de los patrones fisiológicos del funcionamiento de este órgano vital. La clasificación de los latidos del corazón proporcionan información suficiente a los cardiólogos sobre algún problema cardiovascular (Sun, 2012). Los cambios en los patrones normales del ECG pueden ser causados por numerosas anomalías cardíacas tal como perturbaciones en el ritmo cardíaco, flujo de sangre inadecuado en la arteria coronaria, variaciones en los electrolitos, entre otros (Golgowsky, 2020). Otras alteraciones son variaciones en la velocidad de conducción, en la secuencia de excitación de los impulsos eléctricos lo que puede derivar en hipertensión, cardiomiopatías y desorden valvular (Singh, 2023) y (Ahmad, 2021). Sin embargo, el diagnóstico podría complicarse por el hecho que, la captura del ECG puede contaminarse con ruido ya sea del instrumento mismo o del medio ambiente; conexión a la red eléctrica, mal colocación de los electrodos en el paciente, entre otros (Ahmed A. Ali, 2023) y (Huang Y. Liu, 2021). Aquí entran en juego dos situaciones, a) antes de analizar un ECG se debe aplicar un filtro que elimine el ruido de la señal, b) el uso de un electrocardiógrafo está destinado a un especialista para garantizar una señal de alta calidad. En este segundo caso, si el especialista no está disponible no se puede obtener el ECG (o bien si lo realiza alguien sin experiencia se corre el riesgo de tener un ECG no confiable), esto trae como consecuencia una mala calidad en el servicio otorgado al paciente, de aquí la necesidad del uso de una herramienta que permita identificar la calidad de un ECG (Kramer, 2022). Otro aspecto de suma importancia es el uso de filtros digitales para la eliminación de ruido en la señal electrocardiográfica, en la actualidad existe una gran diversidad de tales filtros por ejemplo los pasa-banda mediante la transformada de Fourier (Kumar, 2019), Filtros de impulso finito (Almalchy, 2019), filtros tipo Kalman (Hesar & Mohebbi, 2017), transformada wavelet discreta (Hashim, 2017), Savitzky-Golay (Sultana, 2015), entre muchos más. Estos dos aspectos, eliminación de ruido y calidad de la señal, son de fundamental importancia para el análisis y correcta interpretación del ECG en formato digital (Kosinski, 2013). En este sentido, se desea atender dos situaciones a saber: a) la limpieza del ECG mediante

filtros digitales, sin que se pierda información importante de la señal, b) identificar de manera automática la frecuencia cardíaca, el ritmo cardiaco y el reconocimiento de bradicardia sinusal; ambas tareas se realizan empleando diversas librerías de Python.

Por tal razón, el principal objetivo de este trabajo es elaborar un script en language Python para identificar de manera automática la frecuencia cardíaca, el ritmo cardiaco y, a partir de estos valores, determinar si existe bradicardia sinusal pura (cuando el ritmo es regular) y bradicardia sinusal no pura (cuando el ritmo es irregular). Cabe señalar que, (para el seguimiento de los valores encontrados con el código) actualmete contamos con el apoyo del área de cadiología del Hospital General Dr. Desiderio G. Rosado Carvajal, ubicado en Comalcalco, Tabasco, México.

2. MARCO CONCEPTUAL

El análisis computacional de los ECGs podría mitigar en gran parte algunas de las problemáticas mencionadas, ya que ofrece un análisis automático y mucho más rápido que la clasificación manual de las arritmias (Zavadzil, 2024), mejorando la eficiencia y la veracidad del diagnóstico (Ansari, 2023), todo esto mejora la atención a la comunidad y a su economía; la mayoría de estos problemas ocurren principalmente en países subdesarrollados (Achayra U. Oh, 2017). Los electrocardiógrafos contienen un software de marca registrada y complica la obtención de esos datos de manera sencilla y gratuita; la única manera de obtenerlos es impreso en papel milimétrico o bien en formato pdf, es decir no se pueden obtener los valores digitalizados tanto del tiempo como de la amplitud del voltaje derivado de la despolarización de las aurículas y ventrículos del corazón debido a que son marca registrada. Sin embargo, existen diversos repositorios donde se pueden obtener ECG de manea gratuita y altamente confiables, tales como MIT-BIH Arrhythmia Database, PTB Diagnostic ECG Database, INCART 12-lead Arrhythmia Database, Georgia 12-lead ECG Challenge Database (2022); todos ellos están disponibles en (Bioengineering, 2025) Physionet.

Por otro lado, diferentes investigadores se han dado a la tarea de desarrollar una diversidad de software de acceso libre para que la comunidad científica pueda analizar de manera eficiente los ECG (o alguna otra señal biológica). Por ejemplo, (Roberts, 2024) *et al*, desarrollaron un software libre que utiliza una derivación del ECG para medir la frecuencia respiratoria. Para el caso concreto de los ECGs, uno de los parámetros más importantes para la identificación de alguna enfermedad es el HRV (Heart Rate Variability) y su extracción se basa en un algoritmo desarrollado por Pan-Tomskin, este algoritmo detecta el complejo QRS basado en un análisis digital de la pendiente, la amplitud y el ancho de QRS; este algoritmo se desarrolló en Python por (Wicaksana, 2019) y menciona que la librería que mejora el tiempo de ejecución es numpy. Existen otros métodos como el de Fiducial que está basado en aproximaciones poligonales (Lee, 2018) y con ello, también se puede reducir el tiempo de computo. (Milivojevic, 2017) menciona que Python es un lenguaje de programación muy atractivo para el análisis de bio-señales debido a su gran número de librerías libres; en particular ellos utilizaron la paquetería BioSPPy para obtener la frecuencia y el ritmo cardíaco analizando el espectro de frecuencias de la señal. Dicha herramienta contiene numerosos algoritmos de reconocimiento de patrones para el análisis de una señal biomédica. Por otro lado, (Nguyen, 2021) menciona el uso de la librería Neurokit2 para extraer información de las características del corazón en tres estados, de relajación, caminando y corriendo; aunado a ello hicieron un comparativo entre Neurokit2 y otro software como Kalidas (Nabian, 2018), encontrando que Neurokit2 es mucho más rápido para la extracción de información del ECG. Para el desarrollo de este trabajo, se utilizaron las librerías scipy, biosppy, neurokit2, entre otras para la adecuada identificación de las diversas ondas que componen el ECG.

3. MATERIALES Y MÉTODOS

Se analizaron 20 electrocardiogramas digitales, los cuales se obtuvieron de Physionet (Zheng, 2025). Quince de ECGs están diagnosticados con bradicardia sinusal; tres se clasifican como

taquicardias y dos tienen frecuencia normal. Cada señal contiene las 12 derivaciones (DI, DII, aVF, etc), las cuales tienen una frecuencia de muestreo de 500Hz y una duración de 10s; la creación de este conjunto de señales fue auspiciado por Chapman University, Shaoxing People's Hospital. Para el análisis de los electrocardiogramas, se diseñó un script en Python, el algoritmo ejecuta las mismas instrucciones que utilizan los cardiólogos para analizar un ECG, es decir, miden intervalos de tiempo entre pulso y pulso así como la altura de ellos; solo que en este caso se realiza de manera automática. En este trabajo, el algoritmo analiza la derivación DII para encontrar el ritmo (regular o irregular) y la frecuencia cardíaca (tanto ventricular como auricular). La comparación de estas variables permite realizar un diagnóstico preliminar sobre el paciente. Las anomalías que puede identificar el código son, bradicardia sinusal pura, bradicardia sinusal no pura y taquicardias. Previo al análisis del ECG, se realiza un proceso de eliminación de ruidos en cada señal, para ello se utiliza el filtro digital Savitzky-Golay con una ventana de tamaño 21 y polinomio de grado 11 (Sandoval,2025) ya que ofrece una correlación cercana a la unidad, los valores de relación señal ruido son mayores a 20db y los valores del error cuadrático medio es muy bajo. Por otro lado, la capacidad de detección de la bradicardia sinusal de nuestro algoritmo se mide por medio de la especificidad y la razón de falsos positivos, mediante las siguientes expresiones:

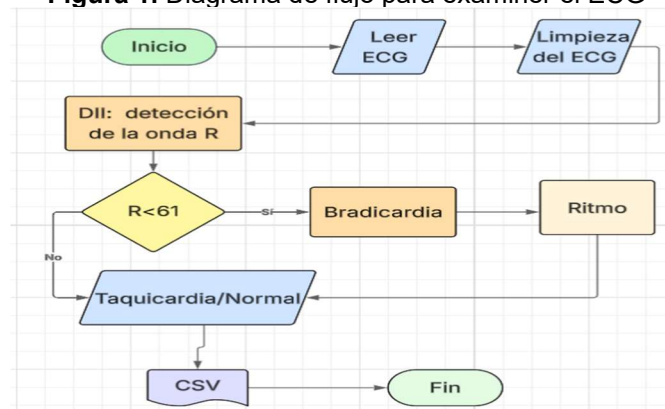
$$\text{Sensibilidad} = \frac{\text{Positivos verdaderos}}{(\text{Positivos verdaderos} + \text{falsos negativos})}$$

$$\text{especificidad} = \frac{\text{Negativos verdaderos}}{(\text{Negativos verdaderos} + \text{falsos positivos})}$$

$$\text{Razón falsos positivos} = 1 - \text{especificidad}$$

Un valor alto en la sensibilidad indica que el escript puede detectar con mucha precisión la bradicardia sinusal; un valor cercano a cero en la razón de falsos positivos indica que el nivel de equivocación del script es muy bajo. En la Figura 1, se muestra el diagrama de flujo para el análisis automático de las señales electrocardiográficas. Se elige la derivación DII para determinar la frecuencia y el ritmo cardíaco; en esta sección, se detectan las ondas R y sus respectivas posiciones para medir la distancia entre ellas y así determinar la frecuencia y el ritmo cardíaco. Con estos parámetros se puede determinar si existe o no bradicardia sinusal pura (ritmo regular) o no pura (ritmo irregular) o taquicardia.

Figura 1. Diagrama de flujo para examinar el ECG



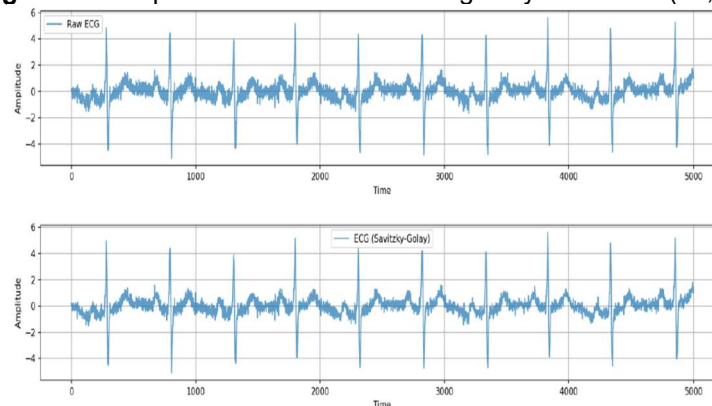
Al final se genera un archivo csv especificando para cada caso el ritmo cardíaco, frecuencia ventricular, frecuencia auricular y diagnóstico (en este caso en particular bradicardias y taquicardias). Nuestra investigación, por la naturaleza de la obtención de valores específicos del ECG, se considera de tipo cuantitativa, descriptiva y de aplicación en desarrollo tecnológico. La técnica de recolección de información es mediante señales digitales del ECG y el instrumento empleado para su desarrollo es Python.

4. RESULTADOS Y DISCUSIÓN

La ejecución del código elaborado ha proporcionado datos muy importantes, los cuales se describen a continuación. En primer lugar, todos los ECG adquiridos a través de Physionet han sido analizados previamente por expertos en el área, de acuerdo a Zheng, los ECG fueron diagnosticados por dos cardiólogos y, en caso de no existir un acuerdo entre ellos, se consulta a un tercero para determinar adecuadamente el diagnóstico.

En la Figura 2, se muestra la aplicación del filtro SG(21,11) para realizar la limpieza de la señal electrocardiográfica. Puede observarse que este filtro preserva la forma de la señal original, es decir no se presentan distorsiones considerables en las amplitudes o la frecuencia y disminuye el ruido involucrado, lo que permite un análisis cuantitativo altamente confiable. Este proceso es importante ya que, si existe mucho ruido en la señal se puede tralapar con la onda P y podría no ser detectada lo que llevaría a una interpretación inadecuada.

Figura 2. Comparación entre la señal original y el filtro SG(21,11)



De los veinte ECG elegidos, 15 están diagnosticados como bradicardia sinusal, y se conocen los valores de la frecuencia ventricular y la frecuencia auricular de cada registro, alternativamente se tienen ciertos parámetros importantes como la duración del complejo QRS, el valor del intervalo QT, entre otros. Estos datos nos permiten hacer un comparativo directo entre los valores obtenidos por medio del código y los valores reales otorgados por los especialistas. Al ejecutar el programa y obtener el archivo csv, observamos los valores calculados por el código. La Tabla 1, presenta una muestra de los datos obtenidos mediante nuestro código de las 20 señales analizadas.

Podemos observar los valores de la frecuencia ventricular y frecuencia auricular encontradas con el script (columnas 2 y 3), los valores reales se encuentran en las columnas 5 y 6. El error relativo para cada tipo de frecuencia se muestran en las columnas 7 y 8, encontrándose que el error relativo oscila entre 1% y 3%. En la columna 4, se muestra el diagnóstico de cada ECG (el cual se obtiene después de identificar el tipo ritmo cardíaco: regular o irregular, y el valor de la frecuencia cardíaca). Se encontró que, el diagnóstico se realizó correctamente en el 100% de los archivos analizados. En la columna 1, se indica el ritmo de cada ECG; 62% tienen un ritmo regular y 38% tienen un ritmo irregular. Estos últimos parámetros permiten identificar si la bradicardia es pura (ritmo regular) o no pura (ritmo irregular). Por otro lado, el promedio del error relativo obtenido es aproximadamente 1.75% para la frecuencia ventricular, y 1.9% para la frecuencia

auricular. Por otro parte, la sensibilidad obtenida es del 100% (para los tres casos: bradycardia, taquicardia y normal). Estos valores indican que los cálculos generados por el código, así como el diagnóstico proporcionado son altamente confiables.

Tabla 1. Resultados de los cálculos obtenidos con el script

Ritmo	Frecuencia Ventricular	Frecuencia Auricular	Diagnóstico	F.V Real	F.A Real	Error FV(%)	Error FA(%)
Irregular	114	108	Taquicardia	118	110	3.39	1.81
Regular	162	168	Taquicardia	160	162	1.25	3.70
Regular	66	60	Normal	68	62	2.94	3.22
Irregular	60	54	BS no pura	60	55	0	1.81
Regular	54	54	BS pura	55	55	1.81	1.81
Regular	120	120	Taquicardia	120	120	0	0
Regular	60	60	BS pura	58	58	3.44	3.44
Irregular	60	60	BS no pura	58	58	3.44	3.44
Irregular	72	72	Normal	70	72	2.85	0
Regular	60	60	BS pura	60	60	0	0
Regular	60	54	BS pura	60	55	0	1.81
Irregular	54	54	BS no pura	55	55	1.81	1.81
Regular	54	54	BS pura	55	55	1.81	1.81

El análisis de los 20 ECGs se realiza en menos de **2min**, no se requiere un conjunto de entrenamiento y/o de prueba, ya que el script recorre de manera directa cada electrocardiograma, analiza con detalle cada parte de la señal para identificar con precisión la posición de cada onda P, QRS y T. De esta manera se pueden medir las distancias entre cada RR y así obtener la frecuencia cardíaca; para el caso del ritmo cardíaco, se reconoce que es regular si las distancias entre R y R son constantes, y se considera irregular si las distancias varían a lo largo del ECG. Para resolver este problema de manera computacional, se utilizó el concepto de la desviación estándar para cada par de RR. Finalmente, se genera un archivo csv especificando para cada caso el ritmo cardíaco, frecuencia ventricular, frecuencia auricular, diagnóstico y los errores relativos de cada caso.

5. CONCLUSIONES

La correcta interpretación de los electrocardiogramas es un asunto de vital importancia tanto para los médicos como para los pacientes; una interpretación inadecuada deriva un tratamiento inadecuado y perjudicial para el cliente. La razón por lo cual se desarrolla este trabajo es con la intención de dar soporte técnico y altamente confiable a los médicos para que la carga laboral pueda ser más ligera o bien aplicarse en lugares donde no se cuente con un especialista. Al tener un código como el que se ha descrito en este trabajo, les permitirá analizar una cantidad considerable de ECG de manera rápida y precisa. Nuestro código analiza 20 electrocardiogramas con diferentes situaciones patológicas, en menos de **2min**, lo que nos dice que cada ECG lo analiza en aproximadamente **6seg**. La seguridad en el diagnóstico es que la detección de las bradicardias, las taquicardias y el corazón normal se realizó en un 100%, es decir no hay margen de error en este análisis, es decir de los 15 ECG con bradicardias se pudieron detectar las 15 anomalías de este tipo (más aún se pudieron clasificar en puras y no puras), de igual manera se detectaron sin problemas las taquicardias (3 ECG) y los corazones con frecuencias normales (2 ECG); esto último no significa que no tengan alguna patología, solo que hasta el momento el código no cuenta con las instrucciones necesarias para identificarlas. Precisamente, éste es uno

de los propósitos de la investigación, continuar expandiendo la capacidad de detección de otras anomalías con alta precisión.

REFERENCIAS

- Achayra U. Oh, S. H. (2017). A deep convolucional neural network model to calssify hertbeats. *Computer in biology and medicine*, 389-396.
- Ahmad, Z. T. (2021). ECG heartbeat classification using multimodal function . *IEEE Access*, 15-21.
- Ahmed A. Ali, A. A. (2023). Classifying cardiac arrhythmia from ECG signal using 1D CNN deep learning model. *Methematics*, 1-16.
- Almalchy, M. C. (2019). Noise removal from ECG signal based on filtering thecniques. *International Conference on Control Systems and Computer Science*, 176-181.
- Ansari, Y. M. (2023). Deep learning for ECG arrhytmia detection and classification: an overview of progress for period. *Frontiers in physiology*, 64-67.
- Bioengineering, N. I. (03 de Agosto de 2025). *Physionet*. Obtenido de <https://physionet.org/>
- Carralero, A. S. (2021). Deteccion de arritmias a partir de la determinación de la frecuencia cardíaca con fotoplestimografía. *Orange Journal*, 42-52.
- Golgowsky, M. O. (2020). Anomaly detection in ECG using wavelet transform. *International Conference on Computational Problems of Electrical Engineering (CPEE)* (págs. 1-4). Poland: IEEE.
- Hashim, F. A. (2017). Electrocardiogram noise cancellation using wavelet transform. *Journal of Fundamental and Applied Sciences*, 131-140.
- Hesar, H., & Mohebbi, M. (2017). ECG denoising using marginalized particle extended kalman filter with an automatic particle weighting strategy. *J. Biomed. Health Inform*, 635-644.
- Huang Y. Liu, H. W. (2021). Ventricular arrhythmia predics poor outcome in polymyositis/dermatomyositis with myocardial involment. *Rheumatology*, 09-16.
- Kosinski, W. O. (2013). Digital signal processing un ECG recorder with python-based software. *Journal of medical informatic and technology*, 1-8.
- Kramer, L. M. (2022). ECGAssess: A Python-base toolbox to assess ECG lead signal quality. *Frontier in Digital Health*, 1-9.
- Kumar, A. R. (2019). Efficient QRS complex detection algorithm base on fast Fourier transform. *Biomedical engineering letters*, 145-151.
- Lee, S. J. (2018). Efficient Fiducial point detection of ECG QRS complex based on polygonal approximation . *Sensors*, 18-25.
- Milivojevic, M. G. (2017). Python based physiological signal processing for vital signs monitoring. *Internation Conference on electrical, electronics and computing engineering*], 1-4.
- Nabian, M. Y. (2018). An open-source feature extraction for the analysis of peripheral physiological data. *Journals od Translational Eginering in health and medicine.*, 1-11.
- Nguyen, L. D. (2021). Heart rate feature extraction based on Neurokit2 with python. *Intenetworking Indonesia Journal*, 39-44.
- Roberts, J. W. (2024). Open-source software for repiratory rate estimation using single-lead electrocardiograms. *Scientific report*, 1-11.
- Roth, G. M. (2020). Global burden of cardiovascular diseases and risk factors, 1990-2019: update from GBD 2019 study. *Journals of the american collegue of cardiology*, 2982-3021.
- Salud, O. M. (23 de Mayo de 2025). *World Health Organization*. Obtenido de <https://www.who.int/es>
- Singh, A. K. (2023). ECG Signal Feature Extraction Trends in Methods and Applications. *Biomedical engineering*, 74-86.
- Sultana, N. K. (2015). Mitigation of noise and interference in ECG signal with Savitzky-Golay least squares polynomials and discrete wavelet transform. *Computer and communication Thecnologies*, 1-5.

- Sun, L. L. (2012). ECG analysis using multiple instance learning for myocardial infarction detection. *IEEE Trans. Biomed Engineering*, 48-56.
- Wicaksana, C. F. (2019). Comparison of acceleration python library on design and implementation of QRS detection module from ECG heart signal. *Materials Science and Engineering* , 1-7.
- Zavadjil, M. (2024). A decision tree classifier algorithm for the automated analysis of electrocardiogram signals to identify heart arrhythmias. *Journals of high school science*, 74-86.
- Zheng, J. G. (20 de 05 de 2025). *Physionet*. Obtenido de <https://physionet.org/content/ecg-arrhythmia/1.0.0/>

Los autores del trabajo autorizan a la Universidad Internacional de Ciencia y Tecnología (UNICYT) a publicar este resumen en extenso en las Actas del Congreso IDI-UNICYT 2024 en Acceso Abierto (Open Access) en formato digital (PDF) e integrarlos en diversas plataformas online bajo la licencia CC: Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0) <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>.

La Universidad Internacional de Ciencia y Tecnología y los miembros del Comité Organizador del Congreso IDI-UNICYT 2025 no son responsables del contenido ni de las implicaciones de lo expresado en este artículo.